

ESTIMASI NILAI *VALUE AT RISK* PADA PORTOFOLIO SAHAM MENGUNAKAN METODE GARCH-VINE COPULA

Merrysa Karina Sadadang¹, Noeryanti²

^{1,2,)} Jurusan Statistika, Fakultas Sains Terapan, IST AKPRIND Yogyakarta
e-mail: nyilmerry@gmail.com

Abstrak. Saham memiliki dua hal yang perlu diperhatikan yaitu *return* dan resiko. Semakin tinggi *return* yang didapat semakin besar resiko yang akan ditanggung. Resiko perlu dihitung untuk mengetahui perkiraan kerugian yang harus ditanggung oleh investor. Sehingga investor dapat mempersiapkan cadangan dana sebagai antisipasi dalam menanggung resiko dan dapat mengambil keputusan dalam melanjutkan investasi atau tidak. Pada data keuangan *time series* sering dijumpai data tidak berdistribusi normal, memiliki efek heteroskedastisitas, data tidak linier. Dalam mengestimasi nilai *Value at Risk* (VaR), peneliti menggunakan metode GARCH-Vine Copula. Metode GARCH-Vine Copula tidak membutuhkan asumsi data berdistribusi normal dan model GARCH bisa mengatasi efek heteroskedastisitas pada data. Vine Copula yang merupakan pengembangan dari fungsi copula berfungsi untuk mengatasi masalah kompleks pada portofolio multivariat saham. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model Gumbel D-Vine Copula adalah model terbaik untuk saham Bank BNI, BRI, dan Mandiri. Estimasi nilai VaR pada portofolio saham menggunakan metode Gumbel D-Vine Copula didapatkan hasil dengan tingkat kepercayaan 95% sebesar -1,47%, dengan tingkat kepercayaan 99% sebesar -1,97%, dan dengan tingkat kepercayaan 90% sebesar -0,65%.

Kata kunci : Saham, *Value at Risk*, GARCH-Vine Copula

Abstract. Stocks have two things to consider, they are return and risk. The higher the return obtained the greater the risk that will be borne. The risk needs to be calculated, so investors can prepare a reserve of funds in anticipation of bearing the risk and can make decisions in continuing the investment or not. In time series financial data, data is often not normally distributed, data has a heteroscedasticity effect, and data is not linear. In estimating the Value at Risk (VaR) value, researchers used the Copula Vine-GARCH method. Copula Vine-GARCH Method does not require the assumption that data is normally distributed and that GARCH models can overcome the effects of heteroscedasticity on data. Copula Vine which is a development of copula function serves to overcome complex problems in multivariate stock portfolios. The results showed that the Copula Gumbel D-Vine model was the best model for the shares of Bank BNI, BRI and Mandiri. The estimated VaR value in the stock portfolio using the Copula Gumbel D-Vine method is obtained with a 95% confidence level of -1.47%, with a 99% confidence level of -1.97%, and with a 90% confidence level of -0.65%.

Keywords: Stocks, *Value at Risk*, GARCH-Vine Copula

1. PENDAHULUAN

Menurut BEI, jumlah investor di Indonesia tahun 2018 meningkat 31,97% dari jumlah investor pada akhir tahun 2017 sebanyak 628.491 investor. Investor merupakan orang yang melakukan investasi jangka pendek maupun jangka panjang. Saham merupakan jenis investasi yang memiliki keuntungan yang besar. Investasi saham mengandung unsur *return* dan resiko. Semakin tinggi *return* yang ingin didapat semakin tinggi pula resiko yang harus ditanggung oleh investor. Saham Bank BNI, Bank BRI, Bank Mandiri merupakan contoh beberapa saham bank yang diminati karena memiliki *return* yang cukup tinggi dan harga saham yang terjangkau. Ketiga bank tersebut masuk ke dalam daftar LQ45 artinya ketiga bank tersebut memiliki kondisi keuangan, prospek pertumbuhan dan nilai transaksi yang tinggi. Resiko pada saham dapat diperkirakan menggunakan alat ukur *Value at Risk* (VaR). Pada data keuangan sering dijumpai beberapa karakteristik saham tidak berdistribusi normal, adanya efek heteroskedastisitas, memiliki ekor gemuk, dan bersifat tidak linier. Metode copula tidak membutuhkan asumsi data

berdistribusi normal dan dapat digunakan untuk memodelkan struktur kebergantungan dengan cukup fleksibel. Copula dipopulerkan oleh Abe Sklar melalui Teorema Sklar pada tahun 1959. Abe Sklar menggambarkan copula sebagai suatu fungsi yang dapat menggabungkan fungsi distribusi marginal dan fungsi distribusi uniform menjadi fungsi copula. Copula memiliki 2 jenis yakni jenis Copula Elip dan jenis Copula Archimedian. Copula Elip terdiri dari Student Copula dan Gaussian Copula, sedangkan Copula Archimedian terdiri dari Gumbel Copula, Clayton Copula, dan Frank Copula. Dalam kasus multivariat struktur kebergantungan antar saham lebih kompleks maka untuk mengestimasi nilai VaR menggunakan metode Vine Copula. Vine Copula memiliki 2 jenis yaitu C-Vine Copula dan D-Vine Copula. Konsep Vine Copula adalah mendekomposisi fungsi copula multivariat menjadi fungsi copula berpasangan (bivariat). Sedangkan untuk mengatasi efek heteroskedastisitas menggunakan metode *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (GARCH). Metode GARCH digunakan untuk mengatasi efek heteroskedastisitas pada data saham dan untuk memodelkan distribusi marginal setiap variabel.

Peneliti melakukan perbandingan hasil estimasi nilai VaR antara metode GARCH-Vine Copula dengan metode Simulasi Historis, karena metode Simulasi Historis juga tidak membutuhkan asumsi data berdistribusi normal. Perbandingan kedua metode bertujuan untuk mengetahui metode mana yang lebih baik dalam mengestimasi nilai VaR pada saham Bank BRI, Bank BNI, Bank Mandiri. Untuk menguji validitas model estimasi nilai VaR dilakukan *backtesting* dengan metode Uji Kupiec. Tujuan penelitian ini untuk memperoleh estimasi nilai VaR pada portofolio saham sehingga dapat diketahui seberapa besar alokasi dana yang harus dicadangkan oleh investor untuk mengelola resiko investasi, membandingkan metode GARCH-Vine Copula dengan metode Simulasi Historis, dan menguji validitas atau kecocokan model yang digunakan.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Bahan

Pada penelitian ini data yang digunakan adalah jenis data sekunder kuantitatif, yaitu data yang diperoleh dari pihak lain dalam bentuk data harian (*time series*) dari harga penutupan saham Bank BNI, Bank BRI, dan Bank Mandiri pada tanggal 23 Agustus 2014 sampai 20 November 2018. Teknik yang digunakan dalam penentuan sampel adalah metode *purposive sampling*, di mana sampel penelitian ditentukan berdasarkan pada pertimbangan-pertimbangan tertentu. Sumber data dari penelitian ini diperoleh dari website www.yahoofinance.com. *Software* yang digunakan untuk membantu analisis adalah *Microsoft Excel* dan *R 3.5.0*.

2.2 Metode

2.2.1 *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (GARCH)

Model *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity* (GARCH) adalah model yang digunakan untuk memodelkan data yang memiliki permasalahan heteroskedastisitas tanpa menghilangkan heteroskedastisitas tersebut. Model GARCH memiliki tiga komponen, yaitu konstanta, sisaan, dan varian sisaan yang berasal dari periode lalu yang diasumsikan dengan kuadrat. Bila $p = q = 1$ dan r_t adalah residual model ARIMA pada waktu t . r_t dapat digambarkan dari model *mean* persamaan model GARCH (p,q) sehingga model GARCH(1,1) sebagai berikut:

$$r_t = \mu + \varepsilon_t \quad (2.1)$$

$$\varepsilon_t = \sigma_t z_t \quad (2.2)$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 \quad (2.3)$$

dengan,

$$z_t | \Omega_{t-1} \sim t_d$$

Keterangan :

$$\alpha_0 > 0, \alpha_1 \geq 0, \beta_1 \geq 0$$

μ = rata-rata *return*

$\Omega_{t=1}$ = himpunan informasi pada t-1

α_0 = konstanta

σ_t^2 = *conditional variance* pada waktu t

p = orde ARCH

t = waktu atau periode

ε_{t-1} = kuadrat residual saat t-1

σ_t^2 = variansi dari residual pada saat t

α_i = parameter pertama dari ARCH

β_j = parameter GARCH

q = jumlah *differencing*

Pada persamaan 2.3, residual terstandarisasi $z_t = \frac{\varepsilon_t}{\sigma_t}$ diasumsikan berdistribusi *Student-t* dengan

derajat bebas v yang memiliki fungsi densitas sebagai berikut :

$$f(t) = \frac{\Gamma\left(\frac{v+1}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{v}{2}\right)} (\pi v)^{-\frac{1}{2}} \left(1 + \frac{\varepsilon_t^2}{v\sigma_t^2}\right)^{-\frac{v+1}{2}} \quad (2.4)$$

dengan $\alpha_0 > 0$; $\alpha_i \geq 0$ untuk $i = 1, \dots, p$ dan $\beta_j \geq 0$ untuk $j = 1, \dots, q$.

Persamaan 2.4 dimaksimumkan menggunakan *maximum likelihood* untuk mendapatkan fungsi maksimumnya. Pada penelitian ini model GARCH(1,1) digunakan untuk memodelkan setiap *return* saham menjadi distribusi marginal dan mengestimasi parameter *return* saham. Pemodelan GARCH(1,1) membantu peubah acak untuk ditransformasikan menjadi distribusi uniform sehingga dapat membentuk fungsi copula. pada penelitian ini akan digunakan distribusi *Student-t* untuk membentuk model pada *return* indeks saham untuk mengatasi data yang memiliki sifat leptokurtik.

2.2.2 Uji *Weighted Lagrange Multiplier*

Uji *Weighted Lagrange Multiplier* dikembangkan oleh Engle. Uji *Weighted Lagrange Multiplier* berfungsi untuk menguji adanya efek ARCH/GARCH pada suatu data. Engle mengemukakan bahwa variansi residual bukan hanya fungsi dari variabel independen tapi tergantung pada residual kuadrat pada periode sebelumnya. Uji LM ini bertujuan untuk mengetahui adanya heterokedastitas dan diperkenalkan oleh Fisher dan Gallagher. Diketahui H_0 tidak ada efek ARCH/GARCH dengan statistik uji nR^2 . Jika nilai $nR^2 > \chi_a^2$ maka data memiliki efek ARCH/GARCH atau dapat diartikan bahwa data memiliki sifat heteroskedastisitas.

χ_a^2 merupakan nilai chi-square tabel dengan α sebesar 0,05 dan df (derajat bebas).

2.2.3 Uji *Weighted Ljung Box Q-Statistics*

Uji Ljung Box digunakan untuk menguji adanya dependensi residual antar lag. Dilakukan uji Ljung Box karena dalam *time series* ada asumsi bahwa residual mengikuti proses *white noise* yang artinya harus independen. Selain itu, tujuan dari uji Ljung Box adalah untuk melihat apakah residual yang diperoleh relatif kecil dan bersifat *white noise*. Diketahui H_0 tidak ada korelasi antar residual kuadrat (data memenuhi asumsi *White Noise*) dengan statistik uji sebagai berikut :

$$Q_k = n(n+2) \sum_{i=1}^k \frac{r_k^2}{n-k} \quad (2.5)$$

dimana n adalah banyaknya observasi dalam data, k adalah banyaknya *lag* yang diuji, dan r_k adalah nilai koefisien ACF pada residual *lag-k*. Jika nilai $Q > \chi_{(\alpha,df)}^2$ maka H_0 ditolak.

2.2.4 Dependensi

Dependensi merupakan suatu ukuran untuk mengukur kebergantungan antar variabel acak. Dalam kondisi hubungan non linier antar variabel, korelasi *Kendall's Tau* dapat digunakan

sebagai ukuran dependensi. Pada konsep korelasi *Kendall's Tau*, dikenal adanya istilah konkordan dan diskordan. Korelasi *Kendall's Tau* untuk sampel diberikan sebagai berikut :

$$\tau = \frac{c-d}{\binom{n}{2}} = \frac{c-d}{\frac{n(n-1)}{2}} \tag{2.6}$$

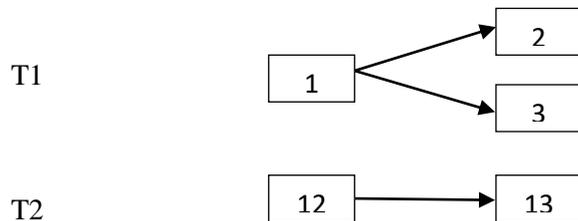
dimana c adalah banyak pasangan konkordan dan d adalah banyak pasangan diskordan. Untuk melihat struktur kebergantungan pada residual data, dihitung fungsi distribusi kumulatif $F(x_i)$ residual data kemudian ditransformasikan ke dalam distribusi uniform [0,1]. Diketahui H_0 : tidak ada korelasi antar residual kuadrat dengan statistika uji sebagai berikut :

$$Z = \sqrt{\frac{9n(n-1)}{2(2n+5)}} \tag{2.7}$$

dimana Z adalah nilai z hitung dan n adalah banyak data. Jika nilai $Z > Z_{\frac{\alpha}{2}}$ (Ztabel) H_0 ditolak, maka artinya data tidak memiliki korelasi atau independen.

2.2.5 Vine Copula

Metode Vine Copula merupakan perkembangan dari metode copula akibat kasus multivariat yang kompleks. Vine copula lebih fleksibel dalam mengkonstruksi distribusi multivariat. Vine Copula dikenal juga dengan copula berpasangan. Vine Copula mendekomposisikan fungsi copula multivariat menjadi copula bivariat (berpasangan). Dalam Vine Copula terdapat 2 jenis Vine Copula, yaitu C-Vine Copula dan D-Vine Copula. Pada gambar 2.1 ditunjukkan salah satu struktur C-Vine tiga dimensi sebagai berikut :



Gambar 2.1 Struktur 3 Dimensi C-Vine Copula

Pada gambar dapat dilihat bahwa variabel 1 bertindak sebagai variabel kunci dalam C-Vine yang berinteraksi dengan seluruh variabel dalam set data. Secara umum menurut Brechmann dan Schepmeir (2013) untuk d dimensi dapat dirumuskan sebagai berikut:

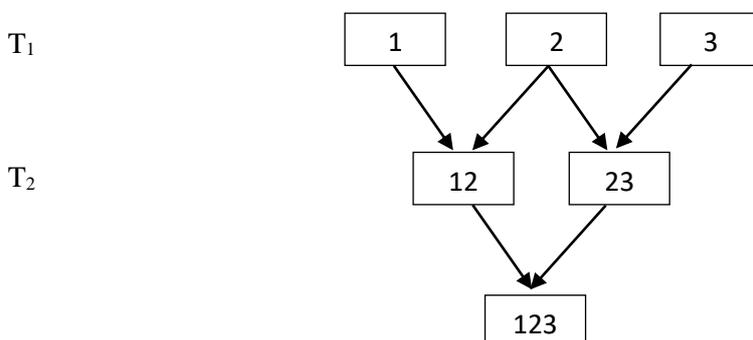
$$f(x) = \prod_{k=1}^d f(x_k) \prod_{j=1}^{d-1} \prod_{i=1}^{d-j} c_{j,j+i|1,\dots,j-1} \tag{2.8}$$

Fungsi densitas C-Vine menurut dekomposisi pada gambar 2.1 adalah :

$$f(x_1, x_2, x_3) = f_1(x_1) \cdot f_2(x_2) \cdot f_3(x_3) \cdot c_{12}(F_1(x_1)F_2(x_2)) \cdot c_{13}(F_1(x_1)F_3(x_3)) \cdot c_{23|1}(F(x_2|x_1)F(x_3|x_1)) \tag{2.9}$$

dimana x_1, x_2, x_3 = observasi, $F_i(x_i)$ = fungsi distribusi marginal, d = dimensi. Persamaan 2.9 dimaksimumkan menggunakan *maximum likelihood* untuk mendapatkan fungsi maksimumnya

D-Vine Copula atau Drawble Vine Copula memiliki *tree* dengan setiap *tree* merupakan suatu *path*. Struktur D-Vine didefinisikan oleh dua pohon, yakni T_1 dan T_2 . Pada gambar ditunjukkan struktur dekomposisi dari D-Vine Copula sebagai berikut:



Gambar 2.2 Struktur 3 Dimensi D-Vine Copula

Dekomposisi dari fungsi densitas D-Vine tiga dimensi menjadi pasangan copula dan densitas marginalnya ditunjukkan oleh Gambar 2.2. Struktur D-Vine tersebut didefinisikan oleh dua pohon, yakni T_1 dan T_2 . Secara keseluruhan, dekomposisi dari D-Vine berdimensi 3 ini terdiri dari 3 cabang dan 3 densitas marginal. Setelah memperoleh *tree* yang tepat, dilakukan pendugaan terhadap jenis copula dan pendugaan parameterinya. Secara umum dapat dituliskan fungsi densitas D-Vine berdimensi d adalah :

$$f(x) = \prod_{k=1}^d f(x_k) \prod_{j=1}^{d-1} \prod_{i=1}^{d-j} c_{i,i+j|i+1,\dots,i+j-1} \quad (2.10)$$

dimana indeks j mengidentifikasi pohon, sedangkan i untuk cabang di setiap pohon, sehingga untuk kasus tiga dimensi ($d = 3$). Pada pohon D-Vine tidak ada *node* di setiap pohon yang terhubung dengan lebih dari 2 cabang. fungsi densitas D-Vine menurut dekomposisi pada gambar 2.2 adalah :

$$f(x_1, x_2, x_3) = f_1(x_1) \cdot f_2(x_2) \cdot f_3(x_3) \cdot c_{12}(F_1(x_1)F_2(x_2)) \cdot c_{23}(F_2(x_2)F_3(x_3)) \cdot c_{13|2}(F(x_1|x_2)F(x_3|x_2)) \quad (2.11)$$

Persamaan 2.11 dimaksimumkan menggunakan *maximum likelihood* untuk mendapatkan fungsi maksimumnya

2.2.6 Portofolio

Portofolio adalah kumpulan dari beberapa sekuritas dengan bobot tertentu. Beberapa aset atau sekuritas digabungkan menjadi portofolio bertujuan untuk mendapatkan alokasi yang optimal. Menggabungkan beberapa sekuritas tunggal ke dalam bentuk portofolio dapat mengurangi resiko. Pada penelitian ini, *return* portofolio digunakan untuk menghitung nilai VaR. Pada pengolahan data sebelum sampai kepada perhitungan VaR, digunakan *net return* pada masing-masing saham. Berikut rumus perhitungan *net return* :

$$R_t = \frac{P_t - P_{t-1}}{P_{t-1}} \quad (2.12)$$

dimana R_t adalah *net return*, P_t adalah harga investasi pada saat t , P_{t-1} adalah harga investasi pada saat $t-1$. Perhitungan *return* saham dan *return* portofolio berbeda, berikut perhitungan *return* portofolio :

$$R_p = \sum_{i=1}^n (W_i \cdot R_i) \quad (2.13)$$

dimana R_p adalah ekspektasi *return* portofolio, R_i adalah *return* sekuritas ke i , dan W_i adalah proporsi dana investasi.

2.2.7 Value at Risk

VaR merupakan alat ukur yang dapat menghitung besarnya kerugian terburuk yang dapat terjadi dengan mengetahui posisi asset dan tingkat kepercayaan akan terjadinya risiko. Perhitungan *Value at Risk* menggunakan estimasi Vine Copula didapatkan dari variabel acak yang telah dimodelkan dengan GARCH(1,1) untuk didapatkan model distribusi marginal dan variabel di transformasikan ke distribusi uniform $[0,1]$ sehingga didapatkan estimasi parameter Vine Copula dan dapat diestimasi nilai VaR. VaR dengan tingkat kepercayaan $(1-\alpha)$ dapat dinyatakan sebagai kuantil ke- α dari distribusi *return*. Berikut estimasi nilai VaR menggunakan metode GARCH-t Vine Copula :

$$VaR(1 - \alpha) = F^{-1}(\alpha) \quad (2.14)$$

$$VaR_t(1 - \alpha) = F_{(r_p)_t}^{-1}(\alpha) \quad (2.15)$$

$$VaR_t(1 - \alpha) = F^{-1}(u_1, u_2, u_3)(\alpha) \quad (2.16)$$

Pada $F^{-1}(u_1, u_2, u_3)$ akan dimasukkan fungsi dari model copula terbaik. Dimana $(1-\alpha)$ adalah tingkat kepercayaan, F^{-1} adalah fungsi kuantil dari fungsi distribusi *return*, dan $F(r_p)_t$ adalah fungsi distribusi dari *return* portofolio (r_p) pada waktu t .

2.2.8 Simulasi Historis

Metode Historis adalah suatu metode yang menggunakan asumsi bahwa kondisi perubahan harga pasar pada hari ini sampai esok hari adalah sama dengan kondisi perubahan harga pasar pada masa lalu. Metode simulasi historis bersifat non-parametrik. Metode ini merupakan cara termudah untuk memperkirakan *Value At Risk* bagi banyak portofolio. Dalam model simulasi historis merupakan model yang dapat langsung dilaksanakan untuk menghitung besarnya VaR. Model ini tidak membutuhkan asumsi mengenai normalitas data *time series* nya. Estimasi nilai VaR menggunakan metode Simulasi Historis dirumuskan sebagai berikut :

$$VaR_{(1-\alpha)} = (\mu - R\alpha)T \quad (2.17)$$

dimana $VaR_{(1-\alpha)}$ adalah potensi kerugian maksimal, $\mu(R)$ adalah nilai rata-rata *return*, $R\alpha$ adalah rugi maksimum α tertentu, dan T adalah jangka waktu tertentu.

2.2.9 Backtesting

Backtesting adalah puncak perhitungan resiko investasi. *Backtesting* digunakan untuk menguji keakuratan atau validitas hasil analisis. Bila estimasi dari VaR tidak akurat, model perhitungan harus dikaji ulang. Metode *Backtesting* yang digunakan pada penelitian ini adalah *Kupiec test*. Metode ini membandingkan setiap VaR yang telah dihitung dengan *profit* atau *loss* yang sebenarnya dan kemudian mencatat tingkat kegagalan (*failure rate*) yang terjadi. Pada penelitian ini hasil estimasi nilai VaR akan diuji dengan uji Kupiec untuk melihat apakah data layak dan valid digunakan. Diketahui H_0 adalah tingkat kegagalan (*failure rate*) dari estimasi VaR adalah sebesar tingkat signifikansi yang ditentukan atau model VaR valid dengan statistik uji sebagai berikut :

$$LR = -2 \ln \left(\frac{(1-p)^{T-x} p^x}{\left[\frac{1-x}{T} \right]^{T-x} \left(\frac{x}{T} \right)^x} \right) \quad (2.18)$$

dimana p adalah p-value atau tingkat signifikansi, α adalah tingkat kegagalan dari estimasi nilai VaR, x adalah jumlah eksepsi (nilai *return* yang melebihi VaR), dan T adalah jumlah sampel. H_0 ditolak apabila nilai $LR > \chi^2_{(df;\alpha)}$, artinya model estimasi VaR tidak cocok dan tidak valid.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Analisis statistik deskriptif

Pada analisis statistik deskriptif pada *return* saham BBNI, BBRI, dan BMRI didapatkan hasil sebagai berikut :

Tabel 3.1 Statistik deskriptif *return* indeks saham BBNI, BBRI, BMRI

Statistik	Indeks Saham		
	BBNI	BBRI	BMRI
Mean	0,000922608	0,001074082	0,000892611
Minimum	-0,077922078	-0,073710074	-0,073394495
Maximum	0,123287671	0,118055556	0,136690647
Standar Deviasi	0,019495271	0,019755955	0,019131885
Skewness	0,377035061	0,450473097	0,616181221
Kurtosis	3,665988621	3,75767081	4,544596726

Dari tabel 4.1 menunjukkan rata-rata dari *return* saham BBNI sebesar 0,000922608, *return* saham BBRI sebesar 0,001074082, dan *return* saham BMRI sebesar 0,000892611. Tabel 4.1 menunjukkan bahwa nilai kemencengan (*skewness*) pada ketiga indeks saham bersifat positif, karena nilai *skewness* lebih dari 0. Hal ini menunjukkan bahwa distribusi data *return* ketiga indeks saham tersebut memiliki ekor kanan yang lebih panjang daripada ekor kiri. Sedangkan nilai keruncingan (*kurtosis*) pada ketiga indeks saham lebih dari tiga. Hal ini menunjukkan bahwa data *return* dari ketiga indeks saham memiliki kurva meruncing atau disebut leptokurtik. Dari hasil perhitungan statistik deskriptif dikatakan bahwa data indeks ketiga saham tidak berdistribusi normal karena nilai *skewness* tidak sama dengan nol dan nilai *kurtosis* tidak sama dengan tiga. Dari hasil analisis statistik deskriptif dapat disimpulkan bahwa data tidak berdistribusi normal karena data memiliki nilai *skewness* lebih dari 0 dan nilai *kurtosis* lebih dari 3.

3.2 Estimasi Model GARCH-t(1,1)

Hasil memodelkan *return* data menggunakan model GARCH-t(1,1) terdapat pada tabel 3.2 berikut:

Tabel 3.2 Hasil estimasi model GARCH-t (1,1)

	GARCH-t(1,1)					
	BBNI		BBRI		BMRI	
	<i>Value</i>	Standar Error	<i>Value</i>	Standar Error	<i>Value</i>	Standar Error
α_0	374.27704	6.331688	398.41253	6.963190	387.10710	6.607097
α_1	0.00000	0.0044737	0.00000	0.003539	0.00000	0.007010
β_1	0.99801	0.000247	0.99831	0.000148	0.99807	0.000219

Tabel 3.2 menunjukkan hasil estimasi parameter masing-masing indeks saham yang dimodelkan dengan GARCH-t(1,1). Tabel 3.2 menampilkan hasil estimasi model marginal dari data *return* saham. Berikut persamaan model GARCH-t(1,1) pada data masing-masing *return* saham:

- 1). Persamaan model GARCH-t(1,1) saham BBNI

$$\sigma_t^2 = 374.27704 + 0.00000e_{t-1}^2 + 0.99801\sigma_{t-1}^2$$
- 2). Estimasi parameter GARCH-t(1,1) saham BBRI

$$\sigma_t^2 = 398.41253 + 0.0000e_{t-1}^2 + 0.99831\sigma_{t-1}^2$$
- 3). Estimasi parameter GARCH-t(1,1) saham BMRI

$$\sigma_t^2 = 387.10710 + 0.000e_{t-1}^2 + 0.000219\sigma_{t-1}^2$$

Setelah didapatkan persamaan model GARCH-t(1,1) masing-masing *return* saham, maka didapatkan residual berdistribusi *student-t* pada masing-masing *return* saham. Residual dari masing-masing data *return* digunakan untuk transformasi distribusi uniform [0,1], sehingga bisa didapatkan fungsi copula. Selanjutnya, untuk mengetahui kelayakan model yang telah didapatkan dan menguji adanya efek ARCH/GARCH pada data yang telah dimodelkan, dilakukan uji diagnostik model GARCH-t(1,1).

3.3 Uji Diagnostik Model GARCH-t(1,1)

Model GARCH-t (1,1) ditinjau kembali untuk melihat apakah model GARCH-t(1,1) untuk indeks saham BNI, BRI, dan Mandiri sudah memadai untuk digunakan dalam memodelkan ketiga indeks saham. Uji diagnostik pada GARCH(1,1) dilakukan dengan uji Ljung-Box dan uji LM-ARCH. Pada tabel 3.3 ditunjukkan hasil lag serta ARCH dari model GARCH-t(1,1) sebagai ukuran uji Ljung-Box dan uji LM-ARCH berikut :

Tabel 4.3 Uji Ljung-Box dan Uji LM-ARCH

	GARCH BBNI	GARCH BBRI	GARCH BMRI
Lags	Q	Q	Q
Uji Weighted Ljung-Box on Standardized Squared Residuals			
Lag 10	9,3296	16,519	14,948
Uji Weighted LM ARCH			
	nR ²	nR ²	nR ²
ARCH Lag[3]	0.5347	0.4189	0.07331
ARCH Lag[5]	0.8268	0.3014	0.24527
ARCH Lag [7]	0.7395	0.4905	0.44786

Pada tabel 3.3 ditunjukkan nilai p -value setiap ARCH dan lag masing-masing data. Diketahui dari tabel 3.3 nilai nR^2 pada ARCH Lag [3] : nilai nR^2 saham BBNI sebesar 0,5347, nilai nilai nR^2 saham BBRI sebesar 0,4189, nilai nR^2 saham BMRI sebesar 0.07331. Pada ARCH Lag [5] : nilai nR^2 saham BBNI sebesar 0,8268, nilai nilai nR^2 saham BBRI sebesar 0,3014, nilai nR^2 saham BMRI sebesar 0,24527. Pada ARCH Lag [7] : nilai nR^2 saham BBNI sebesar 0,7395, nilai nilai nR^2 saham BBRI sebesar 0,4905, nilai nR^2 saham BMRI sebesar 0,44786. Didapatkan nilai χ_a^2 dengan α sebesar 0,05 dan $df=2$ adalah 5,991, maka H_0 tidak ditolak dengan tingkat signifikansi 5%. Diperoleh kesimpulan bahwa pada *return* saham BBNI, BBRI, dan BMRI yang telah di modelkan dengan GARCH-t(1,1) tidak ada efek ARCH/GARCH. Berarti model GARCH-t(1,1) dapat mengatasi heteroskedastisitas pada ketiga data saham. Dan untuk uji Ljung Box, diketahui dari tabel 3.3 nilai Q pada setiap Lag[10] nilai Q *return* saham BBNI sebesar 9,3296, nilai Q *return* saham BBRI sebesar 15,019, dan nilai Q *return* saham BMRI sebesar 14,948. Diketahui nilai $\chi_{(0,05;8)}^2$ sebesar 15,50731. Hasil analisis menunjukkan bahwa setiap nilai Q Lag[10] masing-masing *return* saham memiliki nilai lebih kecil dari $\chi_{(0,05;8)}^2$ maka H_0 tidak ditolak dengan tingkat signifikansi 5%. Diperoleh kesimpulan bahwa pada saham BBNI, BBRI, BMRI tidak ada korelasi pada residual kuadrat atau bersifat independen. Sehingga, *return* saham yang dimodelkan menggunakan GARCH-t(1,1) memenuhi asumsi *White Noise*.

3.4 Struktur Dependensi

Berikut hasil uji Kendall's Tau menggunakan *software R* :

Tabel 3.4 Hasil Uji Korelasi Kendall's Tau

Korelasi Saham	Nilai Z hitung
BNI & BRI	13,272
BNI & Mandiri	13,595
BRI & Mandiri	15,512

Hasil analisis dari uji korelasi menggunakan metode Kendall's Tau didapatkan nilai Z hitung pada korelasi saham BNI dan BRI sebesar 13,272, pada korelasi saham BNI dan Mandiri sebesar 13,595, dan pada korelasi saham BRI dan Mandiri sebesar 15,512. Diketahui nilai $Z_{0,025}$ atau Ztabel sebesar 0,6985. Hasil uji korelasi antara saham BNI dan BRI, saham BNI dan Mandiri, saham BRI dan Mandiri memiliki nilai Z hitung lebih besar dari $Z_{0,025}$ atau Ztabel. Artinya ada hubungan atau ketergantungan antara ketiga pasangan saham tersebut. Karena data memiliki ketergantungan, maka data dapat dimodelkan dengan Vine Copula.

3.5 Estimasi Parameter Vine Copula

Estimasi parameter dilakukan dengan prinsip pasangan copula bivariat pada setiap level. Berikut ini adalah hasil estimasi parameter Vine Copula. Berikut hasil estimasi parameter C-Vine Copula dan D-Vine Copula pada tabel 3.5 dan tabel 3.6 sebagai berikut:

Tabel 3.5 Estimasi Parameter C-Vine Copula

C-Vine Copula	Pair	Parameter	Tau	LL	AIC
Gaussian	1,2	0.40	0.26	241.48	-476,98
	1,3	0.40	0.26		
	2,3;1	0.36	0.24		
Clayton	1,2	0.47	0.19	-269.78	-269.78
	1,3	0.48	0.19		
	2,3;1	0.41	0.17		
Gumbel	1,2	1.41	0.29	327.14	-648.28
	1,3	1.41	0.29		
	2,3;1	1.31	0.24		
Frank	1,2	2.41	0.25	247.83	-489.65
	1,3	2.47	0.25		
	2,3;1	2.35	0.25		

Tabel 3.6 Estimasi Parameter D-Vine Copula

D-Vine Copula	Pair	Parameter	Tau	LL	AIC
Gaussian	1,2	0.46	0.31	241.48	-476.96
	2,3	0.40	0.26		
	1,3;2	0.27	0.17		
Clayton	1,2	0.60	0.23	138.89	-271.77
	2,3	0.47	0.19		
	Lanjutan Tabel 4.6				
	1,3;2	0.28	0.04		
Gumbel	1,2	1.50	0.34	327.54	-649.07
	2,3	1.41	0.29		
	1,3;2	1.20	0.17		
Frank	1,2	2.95	0.30	245.29	-484.59
	2,3	2.41	0.25		
	1,3;2	1.70	0.18		

Dapat dilihat nilai AIC untuk menentukan copula terbaik dalam memodelkan data studi kasus ini, copula terbaik adalah copula yang memiliki nilai AIC terkecil. Hasil analisis menunjukkan bahwa Gumbel D-Vine Copula memiliki nilai AIC lebih kecil dibandingkan nilai AIC Gumbel C-Vine Copula, maka model Gumbel D-Vine Copula yang dilanjutkan analisis untuk mencari nilai VaR.

3.6 Estimasi Nilai *Value at Risk*

Copula terbaik pada studi kasus ini adalah Gumbel D-Vine Copula, maka dilakukan estimasi nilai VaR pada Gumbel D-Vine Copula. Sebelum melakukan estimasi nilai VaR, hitung *return* portofolio terlebih dahulu dengan pembobot sebesar 1/3 atau 0,33. Estimasi nilai VaR pada Gumbel D-Vine Copula dilakukan dengan tingkat kepercayaan 90%, 95%, dan 99%. Berikut hasil estimasi nilai VaR terhadap Gumbel D-Vine Copula :

Tabel 3.7 Estimasi *Value at Risk* pada Gumbel D-Vine Copula

Keluarga Copula	Tingkat Kepercayaan	Hasil
Gumbel D-Vine Copula	95%	-147,8334

	99%	-197.7349
	90%	-65.65783

Tabel 3.7 menampilkan estimasi nilai VaR model Gumbel D-Vine Copula dengan tingkat kepercayaan 95% sebesar -147,8334, dengan tingkat kepercayaan 99% sebesar -197.7349, dan dengan tingkat kepercayaan 90% sebesar -65.65783. Sehingga, nilai VaR pada portofolio sebesar -1,47% pada tingkat kepercayaan 95%, -1,97% pada tingkat kepercayaan 99% dan -0,65% pada tingkat kepercayaan 90%. Maka dapat diartikan bahwa perkiraan kerugian maksimal apabila investasi pada saham Bank BNI, BRI, Mandiri sebesar -1,97%.

Perhitungan estimasi nilai VaR menggunakan metode Simulasi Historis menggunakan bantuan *software* Microsoft Excel. Berikut hasil estimasi nilai VaR yang diperoleh menggunakan metode Simulasi Historis disajikan pada tabel 3.8 :

Tabel 3.8 Hasil estimasi VaR menggunakan metode Simulasi Historis

Tingkat Kepercayaan	Nilai VaR Portofolio
95%	0,022776465
99%	0,035083125
90%	0,016152687

Pada tabel 3.9 didapatkan hasil estimasi VaR pada data saham Bank BNI, BRI, dan Mandiri sebesar 2,27% pada tingkat kepercayaan 95%, 3,50% pada tingkat kepercayaan 99% dan 1,61 pada tingkat kepercayaan 90%. Berarti perkiraan kerugian maksimum yang akan didapatkan apabila investasi pada saham Bank BNI, BRI dan Mandiri adalah sebesar 3,50%.

3.7 Backtesting

Pada penelitian ini dilakukan uji Kupiec untuk melihat validitas estimasi VaR menggunakan GARCH-Vine Copula. Berikut hasil uji Kupiec disajikan dalam tabel 3.9:

Tabel 3.9 Hasil uji Kupiec Gumbel D-Vine Copula

Model	90%	95%	99%
Gumbel D-Vine Copula	∞	∞	∞

Diketahui dari tabel 4.8 nilai LR pada setiap tingkat kepercayaan sebesar ∞ . Hal ini dikarenakan pada setiap hasil nilai VaR dengan tingkat kepercayaan pada uji Kupiec (p) menghasilkan nilai x atau eksepsi sebesar 3114. Didapatkan nilai $\chi^2_{(1;0,05)} = 3,841$, maka hasil analisis menunjukkan bahwa setiap nilai $LR > \chi^2_{(1;0,05)}$. Maka H_0 ditolak dengan tingkat signifikansi 5%. Diperoleh kesimpulan bahwa estimasi VaR dengan menggunakan GARCH-Vine Copula tidak layak dan tidak valid digunakan. Berikut hasil uji Kupiec pada hasil estimasi nilai VaR menggunakan metode Simulasi Historis :

Tabel 3.10 Hasil Uji Kupiec pada Metode Simulasi Historis

	Nilai LR
Portofolio saham	16,5308

Diketahui nilai x atau eksepsi adalah 26, nilai R^* sebesar -0,02593 sehingga didapatkan nilai LR sebesar 16,5308. Diketahui dari tabel 3.10 nilai LR pada setiap tingkat kepercayaan sebesar 16,5308. Didapatkan nilai $\chi^2_{(1;0,05)} = 3,841$, maka hasil analisis menunjukkan bahwa setiap nilai $LR > \chi^2_{(1;0,05)}$. Maka H_0 ditolak dengan tingkat signifikansi 5%. Diperoleh kesimpulan

bahwa estimasi VaR dengan menggunakan metode Simulasi Historis tidak layak dan tidak valid digunakan. Metode Simulasi Historis pada penelitian ini digunakan sebagai perbandingan dalam mengestimasi nilai VaR menggunakan GARCH-Vine Copula. Hal ini dikarenakan metode Simulasi Historis juga tidak membutuhkan asumsi data berdistribusi normal. Kesimpulan *backtesting* pada nilai VaR kedua metode adalah metode GARCH-Vine Copula dan metode Simulasi Historis memiliki hasil *backtesting* tidak valid. Sehingga metode GARCH-Vine Copula dan metode Simulasi Historis tidak cocok dalam menghitung nilai VaR data saham Bank BNI, BRI, dan Mandiri periode 23 Agustus 2014 sampai 20 November 2018. Salah satu faktor penyebab hasil tidak valid karena jumlah data yang besar. Menurut penelitian yang telah dilakukan, metode GARCH-Vine Copula lebih cocok digunakan untuk mengestimasi nilai VaR pada data multivariat yang memiliki masalah kompleks seperti adanya efek heteroskedastisitas, dan data yang tidak linier. Karena, metode Simulasi Historis dapat menghitung nilai VaR secara langsung dan sederhana hanya dengan menggunakan data pasar historis. Berbeda dengan metode GARCH-Vine Copula yang harus memodelkan data ke dalam fungsi distribusi marginal kemudian ditransformasi ke dalam distribusi uniform [0,1].

4. PENUTUP

4.1 Kesimpulan

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, maka kesimpulan yang didapatkan adalah sebagai berikut:

- 1) Dari hasil memodelkan data menggunakan GARCH-t(1,1) didapatkan persamaan estimasi GARCH-t(1,1) sebagai berikut :
 - Persamaan model GARCH-t(1,1) saham BBNI

$$\sigma_t^2 = 374.27704 + 0.00000e_{t-1}^2 + 0.99801\sigma_{t-1}^2$$
 - Persamaan model GARCH-t(1,1) saham BBRI

$$\sigma_t^2 = 398.41253 + 0.0000e_{t-1}^2 + 0.99831\sigma_{t-1}^2$$
 - Persamaan model GARCH-t(1,1) saham Mandiri

$$\sigma_t^2 = 387.10710 + 0.000e_{t-1}^2 + 0.000219\sigma_{t-1}^2$$
- 2) Jenis Vine Copula yang terbaik pada portofolio saham adalah Gumbel D-Vine Copula memiliki nilai AIC terkecil sebesar -649.07.
- 3) Estimasi nilai VaR pada portofolio saham menggunakan metode Gumbel D-Vine Copula didapatkan hasil dengan tingkat kepercayaan 95% sebesar -1,47%, dengan tingkat kepercayaan 99% sebesar -1,97%, dan dengan tingkat kepercayaan 90% sebesar -0,63%. Artinya perkiraan kerugian maksimum investasi pada ketiga saham sebesar -1,95%. Sedangkan hasil estimasi nilai VaR pada portofolio saham menggunakan metode Simulasi historis dengan tingkat kepercayaan 95% sebesar 2,27%, dengan tingkat kepercayaan 99% sebesar 3,50%, dan dengan tingkat kepercayaan 90% sebesar 1,61%. Artinya perkiraan kerugian maksimum investasi pada ketiga saham sebesar 3,50%.
- 4) Hasil *backtesting* pada portofolio saham menggunakan metode GARCH-Vine Copula dan Simulasi Historis menunjukkan bahwa estimasi VaR dengan menggunakan kedua metode tersebut tidak layak dan tidak valid digunakan karena hasil nilai *LR* lebih besar dari $\chi^2_{(\alpha;df)}$.
- 5) Pada hasil perbandingan antara metode GARCH-Vine Copula dan metode Simulasi Historis untuk mengestimasi nilai VaR pada saham Bank BNI, Bank BRI, Bank Mandiri didapatkan kesimpulan bahwa kedua metode tidak valid pada saham Bank BNI, BRI, dan Mandiri dikarenakan jumlah data sangat besar. Namun, untuk mengestimasi nilai

VaR menggunakan data saham multivariat yang memiliki efek heteroskedastisitas dan tidak linier lebih baik menggunakan metode GARCH-Vine Copula.

4.2 Saran

Berdasarkan hasil pembahasan di atas, maka penulis memberikan saran sebagai berikut:

- 1) Untuk mengatasi efek heteroskedastik dan memodelkan variabel acak menjadi distribusi marginal, dapat dicoba model GARCH yang lainnya. Supaya mendapatkan hasil yang lebih baik dan sesuai dengan karakteristik data.
- 2) Dalam membandingkan metode untuk mengestimasi nilai VaR dapat menggunakan metode lain selain simulasi historis.
- 3) Dalam pengambilan sampel data disarankan tidak lebih dari 1000 data. Karena pada jumlah data yang besar khususnya pada data *time series*, pada jarak periode data yang terpaut jauh bisa dikatakan tidak memiliki pengaruh pada hasil yang akan datang.

UCAPAN TERIMAKASIH

Dalam penyusunan tulisan ini, banyak pihak yang telah memberikan dukungan kepada penelitian ini. Peneliti menyampaikan terima kasih kepada Institut Sains & Teknologi AKPRIND Yogyakarta yang telah memberikan fasilitas sarana dan prasarana dalam pelaksanaan penelitian, khususnya di Laboratorium Statistika serta kepada Bapak/Ibu Dosen Jurusan Statistika IST AKPRIND Yogyakarta atas arahan dan bimbingannya.

DAFTAR PUSTAKA

- Bain L,dkk, 1992, *Introduction to Probability and Mathematical Statistics*, Duxbury Press, California.
- Brechmann EC, 2013, *Modelling Dependence with C and D Vine Copulas The R Package CDVine*, Journal of Statistical Software, Technische Universitat Munchen, Munchen.
- Ekaningsari R, 2016, *Metode GARCH (Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity)*, Institut Teknologi Sepuluh November, Surabaya.
- Enders W, 2007, *Applied Econometric Time Series*, Sons Inc, United States of America.
- Fadhilah RS, 2018, *Metode EGARCH-EVT-VINE Copula Untuk Mengestimasi Value At Risk Portofolio Multivariat*, Universitas Negeri Gadjah Mada, Yogyakarta.
- Fisher, 2012, *New Weighted Portmanteau Statistics for The Time Series and Finance*, Berlin.
- Kichen N, 2017, *Estimasi Value at Risk (VaR) Portofolio Multivariat Menggunakan Metode GARCH Student t-EVT-Vine Copula*, Universitas Gadjah Mada, Yogyakarta
- Liu, 2011, *The Financial Performance of Saudi Arabian IPOs International Journal of Islamic and Middle Eastern Finance and Management*, Griffith University, Australia.
- Nelsen RB, 2006, *An Introduction to Copulas*, Lewis and Clark College, Portlandia.
- Okta HP, 2018, *Value at Risk (VaR) Menggunakan Metode GARCH-Vine Copula Pada Portofolio*, Institut Teknologi Sepuluh November, Surabaya.
- Rosianal IH, 2017, *Identifikasi Struktur Dependensi dan Prediksi Indeks Harga Saham Gabungan Dengan Pendekatan C-D Vine Copula*, Universitas Padjajaran, Bandung.
- Schoelzel C & Friederichs P, 2008, *Multivariate non normally distributed random variables in climate research Introduction to The Copula Approach Nonlin Processes Geophys*, European Geosciences Union, Eropa.
- Tsay RS, 2005, *Analysis of Financial Time Series*, University of Chicago, Chicago.